



**TUGAS AKHIR - SS 145561**

**ANALISIS TIME SERIES JUMLAH  
KEBERANGKATAN PENUMPANG PENERBANGAN  
DOMESTIK DI BANDARA INTERNASIONAL  
SOEKARNO HATTA DENGAN MENGGUNAKAN  
METODE ARIMA**

**ARIF BUDHIMAN**  
**NRP 1311 030 087**

**Dosen Pembimbing**  
**Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si.**

**PROGRAM STUDI DIPLOMA III**  
**JURUSAN STATISTIKA**  
**Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**  
**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**  
**Surabaya 2015**



**FINAL PROJECT - SS 145561**

**TIME SERIES ANALYSIS OF THE NUMBER OF  
DOMESTIC FLIGHT PASSENGERS DEPARTURE  
IN SOEKARNO HATTA INTERNATIONAL  
AIRPORT USING ARIMA**

**ARIF BUDHIMAN  
NRP 1311 030 087**

**Supervisor  
Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si.**

**DIPLOMA III STUDY PROGRAM  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
Faculty of Mathematics and Natural Sciences  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2015**

## LEMBAR PENGESAHAN

### ANALISIS TIME SERIES JUMLAH KEBERANGKATAN PENUMPANG PENERBANGAN DOMESTIK DI BANDARA INTERNASIONAL SOEKARNO HATTA DENGAN MENGGUNAKAN METODE ARIMA

#### TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Ahli Madya  
pada

Program Studi Diploma III Jurusan Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**ARIF BUDHIMAN**

NRP. 1311 030 087

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

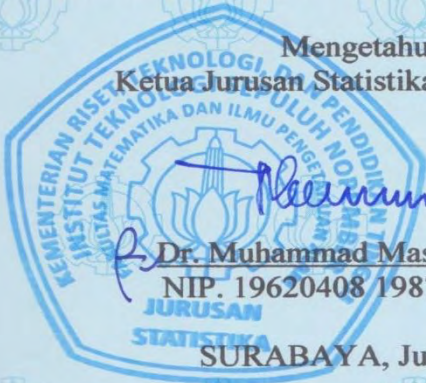
Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si.

NIP. 19660125 199002 1 001

(  )

Mengetahui

Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS



Dr. Muhammad Mashuri, MT.

NIP. 19620408 198701 1 001

SURABAYA, Juli 2015

# **ANALISIS TIME SERIES JUMLAH KEBERANGKATAN PENUMPANG PENERBANGAN DOMESTIK DI BANDARA INTERNASIONAL SOEKARNO HATTA DENGAN MENGUNAKAN METODE ARIMA**

**Nama Mahasiswa : Arif Budhiman**  
**NRP : 1311 030 087**  
**Program Studi : Diploma III**  
**Jurusan : Statistika FMIPA-ITS**  
**Dosen Pembimbing : Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama,  
M.Si.**

## **Abstrak**

Bandara Internasional Soekarno Hatta merupakan Bandar udara terluas dan terbesar di Indonesia dengan luas 1800 Ha termasuk fasilitas lapangan golf dan hotel. Bandara ini sebagai pusat bandara yang disertai tugas untuk mengelola bandar udara Halim Perdanakusuma dengan status cabang dibawah wewenang PT.Angkasa Pura II. Saat ini Bandara Soekarno Hatta mengelola beberapa terminal antara lain Terminal 1 (A,B,C), Terminal 2 (D,E,F) dan Terminal 3 dengan berbagai jenis maskapai penerbangan. Dengan dibukanya Terminal 3 dan penambahan kapasitas masing-masing terminal ini dikarenakan jumlah penumpang pesawat yang setiap bulan semakin meningkat. Jadi pengetahuan akan jumlah penumpang pesawat diwaktu yang akan datang sangat diperlukan. Oleh sebab itu, diperlukan suatu model yang mampu memberi gambaran tentang jumlah penumpang dimasa yang akan datang. Metode yang digunakan untuk meramal atau memprediksi jumlah keberangkatan penumpang pesawat adalah dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins. Data yang digunakan adalah data jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik di Bandara Internasional Soekarno Hatta pada tahun 2006-2014. Model peramalan jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik di Bandara Internasional Soekarno Hatta adalah  $ARIMA(0,1,1)(1,0,0)^{12}$  dengan akurasi nilai RMSE sebesar 185814, 9721, sedangkan MAPE sebesar 10,2133, dan MAE sebesar 164215.

**Kata Kunci : Bandara Soekarno Hatta, Jumlah Penumpang,  
Peramalan, Peramalan, ARIMA**

***( Halaman ini sengaja dikosongkan )***

# **Time Series Analysis of The Number of Domestic Flight Passengers Departure In Soekarno Hatta International Airport Using Arima**

**Student Name** : Arif Budhiman  
**NRP** : 1311 030 087  
**Programme** : Diploma III  
**Department** : Statistics FMIPA-ITS  
**Supervisor** : Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama,  
M.Si.

## **Abstract**

*Soekarno Hatta International Airport is the largest airport and the biggest in Indonesia with an area of 1800 hectares including a golf course and hotel facilities. The airport is a hub airport are tasked to manage Halim Perdanakusma airport with branch status under the authority PT.Angkasa Pura II. Currently Soekarno Hatta manage some terminals among others, Terminal 1 (A, B, C), Terminal 2 (D, E, F) and Terminal 3 with various types of airlines. With the opening of Terminal 3 and the addition of the capacity of each terminal is due to the number of passengers is increasing every month. So the knowledge of the number of passenger aircraft will come a time when that is needed. Therefore, we need a model that is able to provide information on the number of passengers in the future. The method used to predict or predict the amount of air passenger departure is ARIMA Box-Jenkins Method. The data used is the number of departing passengers on domestic flights at Soekarno Hatta International Airport in 2006-2014. Forecasting model number of departing passengers on domestic flights at Soekarno Hatta International Airport is ARIMA (0,1,1) (1,0,0)<sup>12</sup> with accuracy the value of RMSE is 185814, 9721, while MAPE is 10,2133, and MAE is 164215.*

**Key words** : *Soekarno Hatta International Airport, Number of Passengers, forecasting, ARIMA*

*( Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## KATA PENGANTAR

**Assalamu’alaikum Warahmatullah Wabarokatuh.**

Puji syukur kepada Allah SWT, atas rahmat, hidayah dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “***Analisis Time Series Jumlah Keberangkatan Penumpang Penerbangan Domestik di Bandara Internasional Soekarno Hatta dengan Menggunakan Metode ARIMA***”. Tidak lupa sholawat serta salam penulis sampaikan kepada Nabi Muhammad SAW. Selain itu juga Keberhasilan penyusunan Tugas Akhir ini tidak lepas dari partisipasi berbagai pihak yang telah banyak membantu. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si selaku dosen pembimbing atas semua bimbingan, waktu, semangat dan perhatian yang telah diberikan sehingga Tugas Akhir ini dapat diselesaikan dengan baik.
2. Ibu Dr. Irhamah, M.Si dan Dr. rer.pol Heri Kuswanto M.Si. selaku tim penguji yang telah memberikan saran-saran membangun untuk kesempurnaan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Muhammad Mashuri, MT selaku Ketua Jurusan Statistika ITS.
4. Ibu Dra. Sri Mumpuni Retnaningsih, MT selaku Ketua Prodi Diploma III Statistika yang telah memfasilitas penulis selama menuntut ilmu di Jurusan Statistika ITS.
5. Ir. Sri Pingit Wulandari M.Si selaku Sekretaris Prodi Diploma III Jurusan Statistika FMIPA ITS.
6. Bapak dan Ibu yang selalu memberikan semangat, motivasi, dan mendoakan penulis pada saat kuliah hingga lulus.
7. Bagus Indra Adi Winarno, Edi Hermanto serta Kakak kandung Nurul Aini Oktafiani yang selalu memberikan semangat dan motivasi kepada penulis.
8. Teman-teman seperjuangan Tugas Akhir angkatan 2011 terutama Kardica Aji Pratama, Nadhir Muhammad Amir



dan Reshynta Veronika yang telah membantu menyemangati dalam penyelesaian tugas akhir.

9. Mas Husni Barok, Mas Priyo, Mas Moktar, dan Teguh Setyo Utomo yang telah menyempatkan waktu untuk mengajari penulis ketika mengalami kesulitan dalam mengerjakan tugas akhir.
10. Temen-temen Statistika 2011 dan 2012, Terima kasih atas segala kenangan dan motivasi yang telah diberikan kepada penulis selama perkuliahan hingga tugas akhir ini selesai.
11. Semua pihak yang telah membantu penulis yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Semoga kebaikan dan bantuan yang telah diberikan kepada penulis dibalas dengan kebaikan yang lebih oleh Allah SWT. Amin.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih terdapat kekurangan, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan. Semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat baik bagi penulis, pembaca, dan semua pihak.

**Wassalamu'alaikum Warahmatullah Wabarokatuh.**

Surabaya, Juni 2015

Penulis

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>JUDUL</b> .....	i
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	iii
<b>ABSTRAK</b> .....	v
<b>ABSTRACT</b> .....	vii
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	ix
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xi
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xiii
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xv
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat .....	4
1.5 Batasan Masalah .....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Metode Peramalan.....	5
2.1.1 Stasioneritas.....	6
2.1.2 <i>Autocorrelation Function</i> (ACF).....	7
2.1.3 <i>Partial Autocorrelation Function</i> (PACF) .....	7
2.2 Metodel <i>Time Series</i> .....	8
2.3 Identifikasi Model Arima .....	10
2.4 Estimasi Parameter .....	11
2.5 Signifikansi Parameter .....	13
2.6 Pengujian Asumsi Residual.....	13
2.7 Deteksi Outlier .....	15
2.8 Kriteria Pemilihan Model Terbaik.....	16
2.9 Bandara Internasional Soekarno Hatta .....	17
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b>	
3.1 Sumber Data .....	19
3.2 Variabel Penelitian .....	19

3.3 Langkah Analisis.....	19
3.4 Diagram Alir .....	20

## **BAB IV ANALISIS DATA DAN PEMBAHASAN**

4.1 Analisis Statistika Deskriptif.....	23
4.2 Permodelan dan Peramalan Jumlah Keberangkatan Penumpang Pada Penerbangan Domestik Menggunakan ARIMA.....	25
4.2.1 Identifikasi Model ARIMA .....	25
4.2.2 Estimasi Parameter Model ARIMA .....	28
4.2.3 Model ARIMA $(0,1,1)$ $(1,0,0)^{12}$ dengan Outlier (Additive Outlier 16) .....	30
4.2.4 Model ARIMA $(2,1,0)$ $(1,0,0)^{12}$ dengan Outlier (Additie Outlier 16) .....	33
4.2.5 Perbandingan Model ARIMA .....	35
4.26 Hasil Peramalan Jumlah Penumpang dengan Model yang sesuai.....	36

## **BAB V KESIMPULAN**

5.1 Kesimpulan .....	37
5.2 Saran .....	37

## **DAFTAR PUSTAKA**

## **LAMPIRAN**

## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox.....	6
Tabel 2.2 Karakteristik ACF dan PACF .....	11
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif .....	23
Tabel 4.2 Estimasi Parameter Model ARIMA .....	29
Tabel 4.3 Uji <i>Ljung Box</i> Model ARIMA .....	29
Tabel 4.4 Uji Kenormalan Residual Model ARIMA .....	30
Tabel 4.5 Estimasi Parameter dengan Outlier (AO16) .....	32
Tabel 4.6 <i>White Noise</i> ARIMA pada Outlier (AO16) .....	32
Tabel 4.7 Uji kenormalan Residual pada Outlier (AO16) ..	32
Tabel 4.8 Estimasi Paramater dengan Outlier (AO16) .....	34
Tabel 4.9 <i>White Noise</i> ARIMA pada Outlier (AO16) .....	34
Tabel 4.10 Uji kenormalan <i>Residual</i> pada Outlier (AO16) ....	35
Tabel 4.11 Pemilihan Model Terbaik antara Model ARIMA	35
Tabel 4.12 Peramalan Data Jumlah Keberangkatan Penumpang dari Penerbangan Domestik .....	36

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 4.1 <i>Box Plot</i> dari Jumlah Penumpang Pesawat Domestik .....	24
Gambar 4.2 <i>Time Series Plot</i> dari Jumlah Penumpang pada Penerbangan Domestik.....	25
Gambar 4.3 Plot Box-Cox Jumlah Penumpang pada Penerbangan Domestik.....	26
Gambar 4.4 Plot ACF <i>in sample</i> belum stasioner .....	27
Gambar 4.5 Plot ACF data <i>in sample</i> sudah stasioner .....	27
Gambar 4.6 Plot PACF Data <i>in sample</i> .....	28
Gambar 4.7 <i>Standardized Residual AO16 ARIMA</i> $(0,1,1)(1,0,0)^{12}$ .....	31
Gambar 4.8 <i>Standardized Residual AO16 ARIMA</i> $(2,1,0)(1,0,0)^{12}$ .....	33

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Transportasi udara merupakan alat pemindahan manusia atau barang dari suatu tempat ketempat yang akan menjadi tujuan dengan menggunakan sebuah kendaraan penerbangan melalui udara yang digerakan oleh manusia maupun mesin sebagai penunjang aktivitas manusia dengan menggunakan pesawat yang muthakir dan cepat. Pada zaman modern ini, kebutuhan manusia dengan adanya keefisienan waktu dan kecepatan aktivitas sangatlah penting untuk menunjang segala aktivitas manusia, baik dari segi aktivitas untuk berpergian maupun untuk pengiriman barang. Perkembangan transportasi udara sampai saat ini sangatlah cepat dan variatif. Variatif yang dimaksudkan adalah banyak pihak swasta mendirikan bisnis maskapai penerbangan yang dikembangkan dengan berbagai macam harga yang relatif dapat dijangkau oleh masyarakat. Namun dari setiap pelayanan dan fasilitas maskapai yang diberikan berbeda-beda sesuai kelas atau tingkatan dari harga yang diminta konsumen.

Bandara Internasional Soekarno Hatta yang merupakan salah satu tempat bandara udara yang mengelola jalur penerbangan terbesar dan terluas di Indonesia. Bandara ini berlokasi di daerah Cengkareng, sebelah barat Jakarta terletak di Tangerang Utara dengan Luas bandara sebesar 1800 Ha termasuk fasilitas lapangan golf dan hotel. Bandara yang dikenal masyarakat umum dengan sebutan bandara Soetta ini secara resmi dibuka oleh Presiden Soeharto tanggal 5 Juli 1985, Berdasarkan PP No. 20 tanggal 13 Agustus 1984, terbentuk Badan Usaha Milik Negara yang menangani pengelolaan bandar udara baru di Tangerang Utara tersebut dengan nama Perum Pelud Jakarta Cengkareng dan sekaligus disertai tugas untuk mengelola Bandar Udara Halim Perdanakusuma dengan status cabang. Tanggal 19 Mei 1986 nama BUMN Perum Pelud Jakarta Cengkareng diubah menjadi Perum Angkasa Pura II melalui Peraturan Pemerintah tahun 1986. ( Jakarta.go.id, 2014)



Di Bandara Internasional Soetta sendiri mengelola berbagai maskapai transportasi udara dengan berbagai variasi kelas dan fasilitas yang disediakan maskapai. Di Bandara Soetta terbagi menjadi berbagai Terminal yaitu Terminal 1 (A,B,C), Terminal 2 (D,E,F), dan Terminal 3. Dari Berbagai Terminal tersebut terdapat beberapa kelompok maskapai antara lain :

1. Terminal 1 :

Terminal 1A : Lion Air dan Wings Air

Terminal 1B: Sriwijaya Air, Kartika Airlines, Express Air, dan Lion Air (tujuan Sumatera).

Terminal 1C : Batavia Air, Citilink, Batik Air dan Airfast Indonesia

2. Terminal 2 (Penerbangan Internasional) :

Terminal 2D : Air China, All Nippon Airways (ANA), Batavia Air, Cathay Pacific, Cebu Pacific, China Airlines, China Southern Airlines, Emirates, Eva Air, Japan Airlines, Jetstar, Kuwait Airlines, Lufthansa, Malaysia Airlines, Philippine Airlines, Qantas, Qatar Airways, Saudi Arabian Airlines, Singapore Airlines, Thai Airways International, Tiger Airways, Turkish Airlines, Valuair, dan Yemenia.

Terminal 2E : Garuda Indonesia, Etihad, Gulf Air, KLM Royal Dutch Airlines, Korean Air, Lion Air, dan Royal Brunei.

Terminal 2F : Garuda Indonesia (Domestik) dan Merpati Nusantara Airlines (Domestik)

3. Terminal 3 : Air Asia (Domestik dan Internasional), Mandala Airline, Lion Air ( Tujuan Domestik khusus Bali), dan Lion Air (Tujuan Semarang, Jogjakarta, Solo dan Lombok).

Di Bandara Soekarno Hatta yang dikelola oleh PT Angkasa Pura II, jumlah penumpang pada akhir 2013 mencapai 62,1 juta atau meningkat 3,5% dibandingkan 2012 yang hanya 60 juta penumpang. Dengan meningkatnya jumlah penumpang

pesawat terbang di Bandara Soekarno Hatta ini menjadikan bandara tersebut dikategorikan bandara tersibuk ke-8 di dunia dan ke-4 di Asia Pasifik menurut media resmi *Aiport World* (Sumber : Bandaraonline.com, 2014). Peningkatan jumlah penumpang pesawat di Bandara Internasional Soekarno Hatta menyebabkan direnovasi dan dikembangkannya terminal 1, 2, 3 untuk mengatasi pertumbuhan jumlah penumpang.

Dengan melajunya pertumbuhan jumlah penumpang pesawat yang terus kian meningkat di Bandara Internasional Soekarno Hatta tersebut akan terus dikembangkan. Terminal 1 dan Terminal 2 akan direvitalisasi dari masing-masing berkapasitas 9 juta penumpang menjadi masing-masing berkapasitas 18 juta penumpang dan 19 juta penumpang. Sementara itu, Terminal 3 yang berkapasitas 4 juta penumpang juga tengah dikembangkan menjadi 25 juta penumpang dimana ditargetkan dapat dioperasikan pada tahun 2015.

Untuk memprediksi pertumbuhan jumlah penumpang pesawat domestik diperlukan suatu peramalan jumlah penumpang pesawat domestik. Hal ini untuk mengantisipasi kesiapan bandara dalam memberikan fasilitas dan pelayanan yang terbaik bagi kenyamanan masyarakat ataupun konsumen. Untuk meramalkan jumlah penumpang yang berangkat dari bandara Soekarno Hatta maka diperlukan suatu metode analisis statistika yaitu metode model ARIMA *Box-Jenkins*.

Metode ARIMA adalah salah satu metode dari model time series yang dapat digunakan untuk meramalkan masa depan berdasarkan nilai masa lalu dari suatu variabel atau kesalahan masa lalu yang disebabkan oleh faktor eksternal atau internal yang terjadi pada suatu data time series. Penelitian yang menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins* adalah penelitian rahmi (2012) tentang Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Yang Masuk Melalui Pintu Kedatangan Bandara Soekarno Hatta dan Bandara Juanda.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka permasalahan yang akan dibahas pada penelitian ini adalah bagaimana karakteristik dari jumlah keberangkatan penumpang

penerbangan domestik di Bandara Internasional Soekarno Hatta, dan model peramalan yang sesuai pada jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik di Bandara Internasional Soekarno Hatta, serta hasil peramalan dari jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik dengan terpilihnya model yang terbaik.

### **1.3 Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah, tujuan penelitian tugas akhir ini yang ingin dapat dicapai adalah

1. Mengetahui karakteristik dari jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik di Bandara Internasional Soekarno Hatta.
2. Menentukan model peramalan yang sesuai pada jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik di Bandara Internasional Soekarno Hatta.
3. Menentukan hasil peramalan dari jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik dengan terpilihnya model yang terbaik

### **1.4 Manfaat Penelitian**

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu pihak yang berwenang di Bandara Internasional Soekarno Hatta dengan memberikan hasil ramalan jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik pada periode kedepan.

### **1.5 Batasan Masalah**

Data yang digunakan adalah data jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik di Bandara Internasional Soekarno Hatta yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) yang bersumber pada PT.Angkasa Pura II dengan tahun 2006-2014

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 *Analisis Time Series* (deret waktu)**

Metode *time series* adalah metode untuk meramalkan masa depan berdasarkan data masa lalu dari suatu variabel atau kesalahan masa lalu (Makridakis, Wheelwright, dan McGee, 1999). Sedangkan deret waktu merupakan serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu terjadinya dengan interval waktu yang tetap (Wei, 2006). Setiap pengamatan dinyatakan sebagai variabel random  $Z_t$  yang diperoleh berdasarkan urutan waktu pengamatan tertentu ( $t_i$ ). Adapun penulisan data *time series* yakni:  $Z_{t1}, Z_{t2}, Z_{t3}, \dots, Z_{tn}$ . Tujuan metode *time series* adalah menemukan pola dalam deret data historis dan mengekstrapolasikan (proses memperkirakan nilai suatu variabel melampaui interval pengamatan aslinya berdasarkan hubungan dengan variabel lain) pola tersebut ke masa depan. Langkah penting dalam memilih suatu metode *time series* yang tepat adalah mempertimbangkan jenis pola data, sehingga metode yang paling tepat dengan pola tersebut dapat di uji (Makridakis, dkk, 1999). Pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis yaitu :

1. Pola stasioner terjadi bilamana nilai data berfluktuasi disekitar nilai rata-rata yang konstan. Deret seperti itu adalah stasioner terhadap nilai rata-rata.
2. Pola musiman terjadi bilamana suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman (misalnya kuartal, bulanan atau hari-hari pada mingguan).
3. Pola siklis terjadi bilamana datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis.
4. Pola trend terjadi bilamana terdapat kenaikan atau penurunan sekuler (Gerak variabel yang cenderung ke satu arah (naik atau turun)) jangka panjang dalam data.

### 2.1.1 Stasioneritas

Stasioneritas data *time series* adalah suatu keadaan dimana proses pembangkitan yang mendasari suatu deret berkala didasarkan pada nilai tengah (*mean*) dan nilai varians yang konstan (Makridakis dkk, 1998). Suatu data, ada kemungkinan data tersebut tidak stasioner. Hal tersebut dapat disebabkan *mean* tidak konstan atau varians dari data tidak konstan, selain itu diagram fungsi autokorelasi juga dapat digunakan sebagai alat untuk mengidentifikasi kestasioneran data, jika diagram fungsi *autokorelasi* cenderung turun lambat atau turun secara linier, maka dapat disimpulkan data belum stasioner dalam rata-rata. Adapun cara untuk menghilangkan ketidakstasioneran data baik terhadap *mean* (rata-rata) maupun varians antara lain sebagai berikut :

1. Stasioner dalam rata – rata

Bila kondisi stationer dalam rata-rata tidak terpenuhi maka diperlukan metode *differencing*. Secara umum operasi *differencing* menghasilkan suatu kejadian (proses) yang stasioner, dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$W_t = (1 - B)^d Z_t \quad (2.1)$$

2. Stasioner dalam varians

Data yang tidak stasioner terhadap *variens* dapat diatasi dengan melakukan transformasi Box-Cox. Data perlu ditransformasi atau tidak, menurut *Box Jenkins* tergantung pada nilai lambda ( $\lambda$ ) pada transformasi *Box-Cox*. Berikut adalah ketentuan-ketentuan nilai  $\lambda$  dari *Box Cox* (Wei, 2006)

**Tabel 2.1** Transformasi *Box-Cox*

$\lambda$	Transformasi
-1	$\frac{1}{Z_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$\ln(Z_t)$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1	$Z_t$ ( tidak ditransformasi)

### 2.1.2 Autocorrelation Function (ACF)

*Autocorrelation function* (ACF) adalah representasi dari kovarians dan korelasi antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  pada proses yang sama (Wei, 2006). Berikut merupakan rumus ACF (Wei, 2006):

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{var}(Z_t)}\sqrt{\text{var}(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.2)$$

Untuk proses stasioner,  $\gamma_k$  dan  $\rho_k$  memenuhi :

1.  $\gamma_0 = \text{Var}(Z_t)$ ;  $\rho_0 = 1$
2.  $|\gamma_k| \leq \gamma_0$ ;  $|\rho_k| \leq 1$
3.  $\gamma_k = \gamma_{-k}$ ;  $\rho_k = \rho_{-k}$

Sehingga nilai kovarians antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$  adalah:

$$\gamma_k = \text{Cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.3)$$

Sedangkan fungsi autokorelasi untuk sampel data yang diambil adalah:

$$\hat{\rho}_k = r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.4)$$

keterangan :

- $\gamma_0$  = varians data
- $\gamma_k$  = fungsi autokovarians ke- k
- $\rho_k$  = fungsi autokorelasi ke- k
- $\text{Var}(Z_t)$  =  $\text{Var}(Z_{t+k}) = \gamma_0$
- $\hat{\rho}_k$  atau  $r_k$  = nilai estimasi fungsi autokorelasi ke- k (ACF)

### 2.1.3 Partial Autocorrelation Function (PACF)

*Partial autocorrelation function* (PACF) digunakan untuk mengetahui tingkat keeratan (korelasi) antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  setelah pengaruh linier  $Z_{t+1}$ ,  $Z_{t+2}$ , ...,  $Z_{t+k-1}$  dihilangkan. Nilai

PACF disimbolkan dengan  $\phi_{kk}$  dan nilai  $\phi_{kk}$  dapat dihitung dengan persamaan berikut (Wei, 2006) :

$$\phi_{k+1,k+1} = \frac{\rho_{k+1} - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \rho_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \rho_j} \quad (2.5)$$

dimana

$$\phi_{k+1,j} = \phi_{kj} - \phi_{k+1,k+1} \phi_{k,k+1-j}, \text{ untuk } j = 1, 2, \dots, k \quad (2.6)$$

## 2.2 Model Time Series

### 1. Model AutoRegresi (AR)

Model *autoregressive* adalah suatu model yang menggambarkan bahwa nilai dari proses saat ini ( $Z_t$ ) masih berhubungan dengan nilai atau data masa lalu (Makridakis dkk, 1999). Secara umum, bentuk model AR adalah:

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = a_t \quad (2.7)$$

dengan

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 - \dots - \phi_p B^p) \quad (2.8)$$

Sehingga untuk memudahkan diperoleh bentuk umum model AR sebagai berikut:

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t \quad (2.9)$$

Keterangan:

$Z_t$  = data (observasi)

$a_t$  = nilai residual (*error*) pada waktu ke- $t$

$\mu$  = nilai konstanta

$\phi_p$  = koefisien parameter model *autoregressive* ke- $p$

### 2. Model Moving Average (MA)

Model *moving average* atau model rata-rata bergerak adalah nilai deret waktu periode ke- $t$  yang dipengaruhi oleh residual (*error*) pada periode saat ini ( $a_t$ ) dan dipengaruhi oleh residual (*error*) pada periode sebelumnya ( $a_{t-q}$ ). Secara umum, bentuk model MA adalah:

$$\dot{Z}_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.10)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \theta_3 B^3 - \dots - \theta_q B^q) \quad (2.11)$$

Sehingga untuk memudahkan diperoleh bentuk umum model MA sebagai berikut:

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.12)$$

Keterangan :

$\mu$  = nilai konstanta

$\theta_q$  = koefisien parameter model MA (q)

$a_{t-1}$  = nilai residual (*error*) pada periode sebelumnya

3. ARMA (*Autoregressive Moving Average*)

Model *autoregressive moving average* (ARMA) adalah model campuran antara model AR dan MA. Secara umum persamaan model *autoregressive moving average* pada orde ke-p dan ke-q atau ARMA (p,q) adalah sebagai berikut :

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \hat{Z}_{t-p} - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} + a_t \quad (2.13)$$

4. ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Model ARIMA (p,d,q) adalah suatu model peramalan untuk data *series* nonstasioner yang telah diambil selisih (*difference*) ke-d menjadi stasioner dan mempunyai model *autoregresif* orde p serta *moving average* orde q. Adapun bentuk umum persamaan ARIMA adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2.14)$$

5. ARIMA Musiman

Salah satu komponen yang mempengaruhi data time series adalah komponen musim. Komponen musiman merupakan kejadian berulang pada periode  $s$ , artinya data-data yang dipisahkan dalam suatu musim penuh dapat memperlihatkan sifat yang sama pada musim berikutnya. Notasi ARIMA untuk pola musiman yaitu ARIMA (P,D,Q)<sup>s</sup>. Model ARIMA musiman dapat dituliskan sebagai berikut (Wei,2006).

$$\Phi_p(B^s)(1-B^s)^D \hat{Z}_t = \Theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (2.15)$$

Dengan

$$\Phi_p(B^s) = (1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{Ps})$$

$$\Theta_Q(B^s) = (1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs})$$

Indeks P, Q merupakan dua operator pada model AR dan MA. Dengan perhitungan yang sama, maka dapat digunakan untuk menentukan tiga atau lebih periode selanjutnya. Model tersebut juga dapat dikembangkan menjadi musiman ganda.



## 6. Model Multiplikatif

Model Multiplikatif merupakan model penggabungan antara model nonseasonal dan seasonal. Adapun persamaan model multiplikatif sebagai berikut.

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D\dot{Z}_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (2.16)$$

Dimana

$$\dot{Z}_t = \begin{cases} Z_{t-\mu}, & \text{jika } d=D=0, \\ Z_t, & \text{lainnya} \end{cases}$$

Untuk notasi  $\phi_p(B)$  dan  $\theta_q(B)$  merupakan autoregresi dan moving average (polynomials) sedangkan  $\Phi_p(B^s)$  dan  $\Theta_Q(B^s)$  autoregresi musiman dan moving average musiman. Model ini seringkali disebut ARIMA (p,d,q) ( $P, D, Q$ )<sub>s</sub>, dimana indeks  $s$  mengarah ke periode musiman (Wei,2006).

### 2.3 Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi Model ARIMA *Box-Jenkins*, dengan beberapa tahapan sebagai berikut:

- Membuat plot dari data dengan menggunakan *time series plot*. Langkah ini akan memperlihatkan apakah data *series* tersebut telah stasioner atau belum. Jika belum stasioner dalam *mean* dan varians maka yang lebih dulu dilakukan adalah menstasionerkan varians data dengan transformasi.
- Mencari nilai ACF dan PACF data asli secara manual atau dapat pula menggunakan *software* Minitab. Hasil dari ACF dan PACF dapat digunakan untuk menentukan tingkat *differencing* yang akan dilakukan.
- Sebaiknya kembali mencari nilai ACF dan PACF data hasil *differencing* atau tranformasi tersebut untuk menentukan tingkat  $p$  (tingkat *autoregressive* tertinggi) dan tingkat *moving average* tertinggi atau  $q$ . Adapun struktur ACF dan PACF yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi nilai  $p$  dan  $q$  terdapat dalam tabel berikut:

**Tabel 2.2** Karakteristik ACF dan PACF Secara Teoritis

Proses	ACF	PACF
AR (p)	<i>Tails off</i> (menurun mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus)	<i>Cut off</i> setelah lag ke-p (terpotong setelah lag ke-p)
MA (q)	<i>Cut off</i> setelah lag ke-q (terpotong setelah lag ke-q)	<i>Tails off</i> (menurun mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus)
ARMA (p,q)	<i>Tails off</i> (turun secara cepat membentuk eksponensial)	<i>Tails off</i> (turun secara cepat membentuk eksponensial)

Sumber : (Wei, 2006).

Berdasarkan Tabel 2.2 akan diperoleh model dugaan awal. Setelah model dugaan diperoleh, selanjutnya parameter model tersebut diuji, apakah parameter tersebut signifikan terhadap model atau tidak.

## 2.4 Estimasi Parameter

Tahapan setelah mengidentifikasi model adalah estimasi parameter. Terdapat beberapa metode untuk melakukan estimasi parameter, yaitu diantaranya metode *Moment*, metode *Least squares*, dan metode *maximum likelihood* (Cryer, 2008).

Metode estimasi parameter yang biasa digunakan yaitu metode *least square*. Metode *least squares* dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat error (Cryer, 2008). Misalkan untuk model AR(1) maka *least square estimation* sebagai berikut.

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + a_t$$

Model ini dapat dilihat sebagai model regresi dengan variabel prediktor adalah  $\hat{Z}_{t-1}$  dan variabel respon adalah  $\hat{Z}_t$ . Konsep dari metode *Conditional Least Squares (CLS)* adalah meminimalkan jumlah kuadrat error.

$$a_t = \dot{Z}_t - \phi_1 \dot{Z}_{t-1}$$

Jika observasi  $Z_1, Z_2, \dots, Z_n$ , maka hanya dapat menjumlahkan nilai dari  $t=2$  sampai  $t=n$ . Fungsinya sebagai berikut (Cryer, 2008):

$$S(\phi_1, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi_1(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.17)$$

Berdasarkan metode *least square*, estimasi  $\phi_1$  dan  $\mu$  dilakukan dengan meminimumkan  $S(\phi_1, \mu)$ . Oleh karena itu perlu dilakukan *differential* terhadap  $\mu$  dan  $\phi_1$  kemudian disamakan dengan nol. Berikut merupakan operasi turunan terhadap  $\mu$ ,

$$\frac{\partial S}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi_1(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi_1) = 0 \quad (2.18)$$

Sehingga estimasi parameter  $\mu$  untuk model AR(1) yaitu sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{(n-1)(1-\phi_1)} \left[ \sum_{t=2}^n Z_t - \phi_1 \sum_{t=2}^n Z_{t-1} \right] \quad (2.19)$$

Untuk nilai  $n$  yang sangat besar, persamaan (2.18) adalah menjadi.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{(1-\phi_1)} [\bar{Z} - \phi_1 \bar{Z}] = \bar{Z} \quad (2.20)$$

Untuk estimasi parameter  $\phi_1$  dengan cara yang sama dan didapatkan operasi turunan sebagai berikut.

$$\frac{\partial S}{\partial \phi_1} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \bar{Z}) - \phi_1(Z_{t-1} - \bar{Z})](Z_{t-1} - \bar{Z}) = 0 \quad (2.21)$$

Nilai estimate parameter untuk  $\phi_1$  untuk model AR(1) adalah sebagai berikut.

$$\hat{\phi}_1 = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.22)$$

## 2.5 Signifikansi Parameter

Parameter suatu model harus signifikan untuk dapat dimasukkan dalam model. Signifikansi parameter dapat diuji dengan uji hipotesis berikut :

- a. Hipotesis untuk parameter AR

$$H_0 : \phi = 0$$

$$H_1 : \phi \neq 0$$

Statistik Uji

$$t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \quad (2.23)$$

Tolak  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, (df=n-p)}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$

dimana,

$p$  : Jumlah parameter dari model

$\hat{\phi}$  : Taksiran Parameter AR

$SE(\hat{\phi})$  : Standar Error dari taksiran parameter AR

- b. Hipotesis untuk parameter MA

$$H_0 : \theta = 0$$

$$H_1 : \theta \neq 0$$

Statistik Uji

$$t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})} \quad (2.24)$$

Tolak  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, (df=n-p)}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$

dimana,

$p$  : Jumlah parameter dari model

$\hat{\theta}$  : Taksiran Parameter MA

$SE(\hat{\theta})$  : Standar Error dari taksiran parameter MA

## 2.6 Pengujian Asumsi Residual

Uji asumsi residual digunakan untuk memeriksa kesesuaian antara hasil prediksi dengan data yang ada. Apabila tidak sesuai, maka harus merumuskan model yang baru untuk diestimasi dan diuji kembali residualnya (*diagnostic check*). Untuk itu, residual model yang telah signifikan perlu diuji

menggunakan beberapa asumsi residual yaitu *white noise* dan distribusi normal.

Berikut adalah beberapa asumsi residual yang harus dipenuhi beserta langkah-langkah pengujiannya.

a. Asumsi Residual *White Noise*

Residual (*error*) *white noise* adalah asumsi dimana pada residual tidak terdapat gangguan-gangguan lagi, dengan kata lain residual telah bersih. Statistik uji yang digunakan dalam hal ini adalah uji *Ljung-Box*. Langkah-langkah pengujian *white noise* adalah sebagai berikut:

Hipotesis :

$H_0$ : Residual memenuhi syarat cukup (residual memenuhi syarat *white noise*)

$H_1$ : Residual belum memenuhi syarat cukup (residual belum memenuhi syarat *white noise*)

Taraf signifikan :  $\alpha = 0.05\%$

Statistik Uji :

$$Q^* = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{r_k^2}{n-k} \quad (2.25)$$

Daerah Penolakan :

Tolak  $H_0$  jika  $Q^* > \chi^2_{\alpha, df=k-p-q}$  atau  $P_{value} < \alpha$ .

Keterangan :

p dan q = order dari ARMA(p,q)

n = jumlah data (observasi)

$r_k$  = taksiran autokorelasi residual lag ke-k

b. Asumsi *Residual* Berdistribusi Normal

Residual yang telah memenuhi asumsi *white noise* dilanjutkan dengan uji distribusi normal. Asumsi residual berdistribusi normal ini, menggunakan statistik uji *Kolmogorov Smirnov* (Daniel, 1989). Adapun tahap-tahap pengujian kenormalan residual antara lain:

Hipotesis :

$H_0$  : Data berdistribusi normal

$H_1$  : Data tidak berdistribusi normal

Taraf signifikan :  $\alpha = 0.05\%$

Statistik Uji :

$$D = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \quad (2.26)$$

Daerah Penolakan : Tolak  $H_0$  jika  $D > D_{(1-\alpha, n)}$  atau  $P_{value} < \alpha$ .

Keterangan:

$S(x)$  = fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel

$F_0(x)$  = fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal

Sup = nilai maksimum dari  $|S(x) - F_0(x)|$

## 2.7 Deteksi Outlier

Analisis *Time series* kadang-kadang dipengaruhi oleh suatu kejadian tertentu seperti perang, krisis ekonomi atau bencana alam. Konsekuensi dari kejadian tersebut membuat suatu observasi menjadi tidak seperti biasanya atau tidak diketahui. Jika kejadian tersebut telah diketahui penyebabnya, maka dapat diatasi dengan menggunakan model intervensi. Namun jika kejadiannya tidak diketahui penyebabnya, atau waktu terjadinya tidak dapat dipastikan, maka dapat diatasi dengan deteksi outlier. Data yang sangat tidak wajar disebabkan oleh kejadian yang tidak diketahui disebut sebagai *outlier* (Liu dan Hudak, 1993). Beberapa *outlier* yang diketahui yaitu *Additive Outlier*, *innovational Outlier*, *Level Shift* dan *Temporary Change*. Salah satu untuk mengatasi outlier yaitu dengan menyisipkan variabel dummy (It). Suatu *additive Outlier* (AO) memberikan pengaruhnya pada pengamatan ke- $T$ , sedangkan *Innovational Outlier* (IO) berpengaruh pada pengamatan ke- $T$ ,  $T+1$ , dan seterusnya. Model *outlier* umum dengan  $k$  *outlier* yang beragam, diberikan suatu data time series  $Z_t$  dan  $X_t$  adalah data tanpa *outlier* pada  $Z_t$ , diasumsikan  $X_t$  mengikuti model ARMA (p,q). Maka model *Additive Outlier* (AO) dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\begin{aligned} Z_t &= \begin{cases} X_t & t \neq T \\ X_t + \omega_t & t = T \end{cases} \\ &= X_t + \omega I_t^{(T)} \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega I_t^{(T)} \end{aligned} \quad (2.27)$$

Dimana

$$I_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T \end{cases}$$

Model *Innovational Outlier (IO)* dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\begin{aligned} Z_t &= X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \omega I_t^{(T)} \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} (a_t + \omega I_t^{(T)}) \end{aligned} \quad (2.28)$$

Selain AO dan IO ada metode lain untuk mendeteksi *outlier* yaitu menggunakan model *level shift (LS)* dan *temporary change (TC)*. Rumus *LS* dan *TC* sebagai berikut (Wei, 2006):

$$LS : Z_t = X_t + \frac{1}{(1-B)} \omega_L I_t^{(T)} \quad (2.29)$$

dan

$$TC : Z_t = X_t + \frac{1}{(1-\delta B)} \omega_C I_t^{(T)} \quad (2.30)$$

## 2.8 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dapat menggunakan beberapa kriteria, antara lain:

### a. Kriteria *In Sample*

Kriteria yang digunakan pada *in sample* antara lain:

1. *AIC (Akaike's Information Criterion)*, dimana model terbaik dipilih dengan mempertimbangkan jumlah parameter dalam model. Semakin kecil nilai AIC, maka model semakin baik dan layak untuk digunakan.

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M \quad (2.31)$$

2. *Schwartz Bayesian Criterion (SBC)*, dimana kriteria pemilihan model terbaik dipilih berdasarkan nilai terkecil. semakin kecil nilai SBC, maka model yang didapatkan akan semakin baik. Berikut ini merupakan rumus kriteria SBC:

$$SBC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + M \ln n \quad (2.32)$$

dengan:

$n$  = banyaknya observasi

$\hat{\sigma}_a^2$  = estimasi maksimum likelihood dari  $\sigma_a^2$

$M$  = jumlah parameter dalam model

(Wei,2006)

b. Kriteria *Out Sample*

1. *Root Mean Square Error* (RMSE)

*Root Mean Square Error* adalah akar dari MSE, perumusan RMSE dapat ditulis sebagai berikut (Makridakis, dkk, 1999):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e^2}{n}} \quad (2.33)$$

2. *Mean Absolute Error* (MAE)

*Mean Absolute Residual* adalah nilai rata-rata dari nilai residual yang diabsolutkan, perumusan MAE dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |e|}{n} \quad (2.34)$$

3. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada data *out sample* merupakan salah satu ukuran ketepatan peramalan. Perumusan MAPE dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (2.35)$$

## 2.9 Bandara Internasional Soekarno Hatta

Bandar Udara (Bandara) adalah lapangan terbang yang dipergunakan untuk mendarat atau lepas landas pesawat udara, naik turun penumpang atau bongkar muat kargo atau pos, serta dilengkapi dengan fasilitas keselamatan penerbangan dan sebagai tempat perpindahan antar transportasi (Peraturan



Pemerintah Republik Indonesia nomor 70 Tahun 2001 Bab 1 Pasal 1). Bandara Soekarno Hatta merupakan bandara Internasional yang melayani masyarakat di daerah Cengkareng, sebelah barat Jakarta terletak di Tangerang Utara dan sekitarnya dengan Luas bandara sebesar 1800 Ha termasuk fasilitas lapangan golf dan hotel. Bandara yang dikenal masyarakat umum dengan sebutan bandara Soetta ini secara resmi dibuka oleh Presiden Soeharto tanggal 5 Juli 1985, Berdasarkan PP No. 20 tanggal 13 Agustus 1984, dibentuk Badan Usaha Milik Negara yang menangani pengelolaan bandar udara baru di Tangerang Utara tersebut dengan nama Perum Pelud Jakarta Cengkareng dan sekaligus disertai tugas untuk mengelola Bandar Udara Halim Perdanakusuma dengan status cabang. Tanggal 19 Mei 1986 nama BUMN Perum Pelud Jakarta Cengkareng diubah menjadi Perum Angkasa Pura II melalui Peraturan Pemerintah tahun 1986.

## **BAB III**

### **METODELOGI PENELITIAN**

Pada bab ini akan membahas mengenai sumber data, variabel penelitian, serta langkah analisis sebagai berikut.

#### **3.1 Sumber Data**

Data yang akan dianalisis dengan metode *ARIMA Box – Jenkins* merupakan data sekunder yang diambil dari *website* BPS (Badan Pusat Statistik) yang bersumber pada PT.Angkasa Pura II. Data yang diambil yaitu data Jumlah Keberangkatan Penumpang Pada Penerbangan Domestik di Bandara Internasional Soekarno Hatta di Indonesia dari tahun 2006 sampai 2014 dengan deret waktu setiap bulan.

#### **3.2 Variabel Penelitian**

Pada Penelitian ini variabel yang digunakan adalah data yang diperoleh dari *website* BPS (Badan Pusat Statistik) yaitu Jumlah Keberangkatan Penumpang Pada Penerbangan Domestik di Bandara Internasional Soekarno Hatta sebanyak 108 data.

#### **3.3 Langkah Analisis**

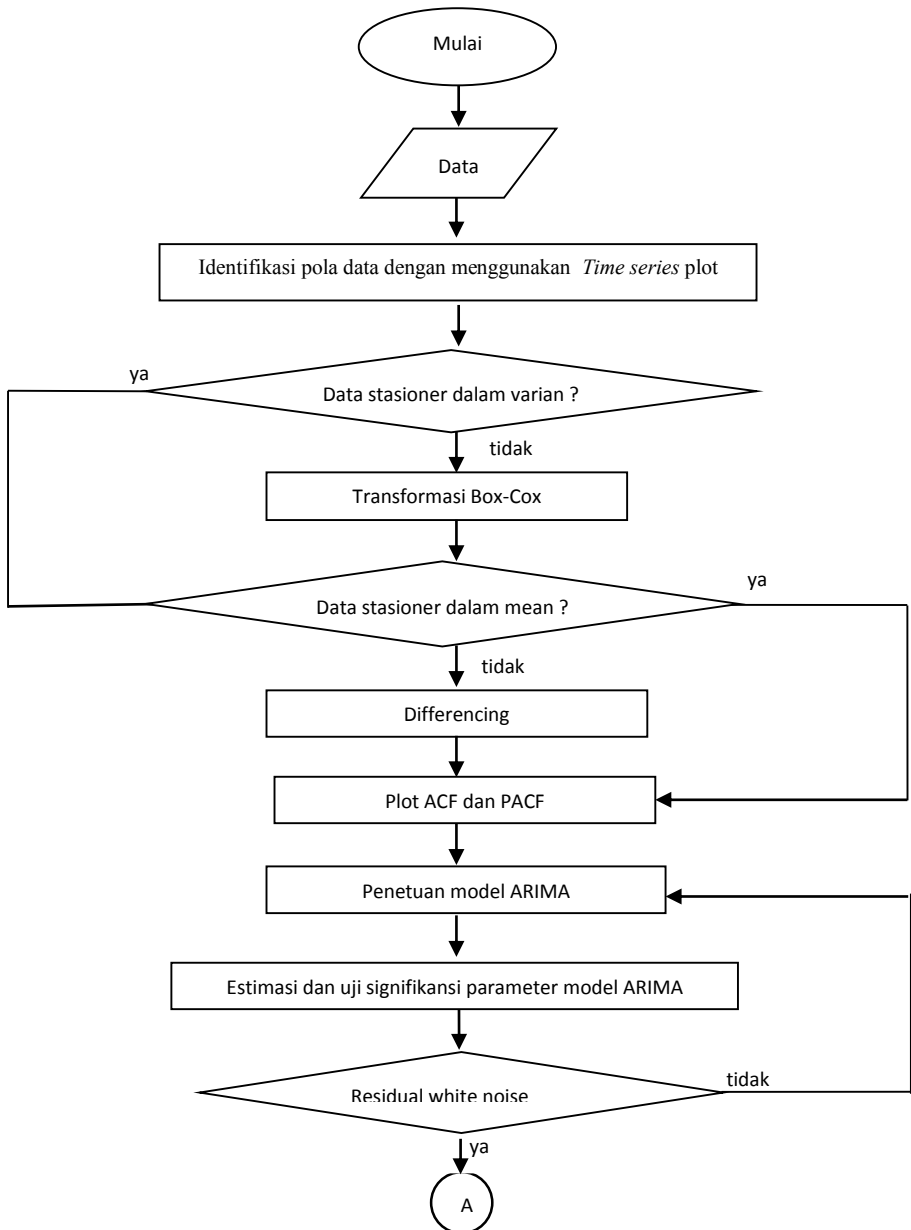
Langkah – langkah tahapan dalam melakukan analisis dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

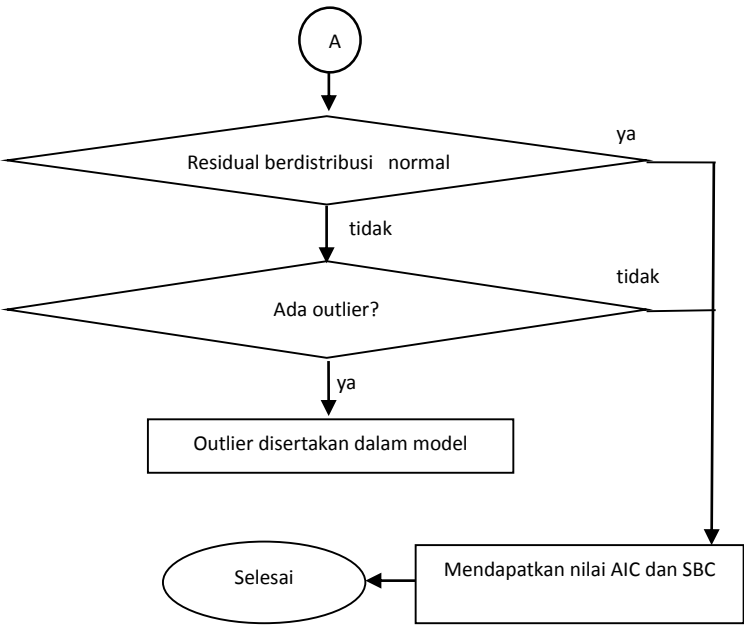
1. Menganalisis statistika deskriptif pada data jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik di bandara Internasional Soekarno Hatta di Indonesia.
2. Identifikasi model dengan *time series* plot, jika data tidak stasioner terhadap varians maka dilakukan transformasi *box-cox*, jika data tidak stasioner terhadap mean dilakukan *differencing*.
3. Selanjutnya dilakukan pembuatan plot ACF dan PACF untuk menentukan orde model AR dan MA
4. Estimasi model ARIMA berdasar pola ACF dan PACF
5. Melakukan pengujian parameter dan asumsi pengujian residual pada model sementara.

6. Jika signifikansi parameter dan asumsi *white noise* sudah terpenuhi, maka dilakukan pengujian asumsi residual distribusi normal, jika parameter dan asumsi *white noise* tidak terpenuhi maka dilakukan pembuatan plot ACF dan PACF lagi untuk menentukan orde model AR dan MA agar parameter signifikansi dan asumsi residual *white noise* terpenuhi.
7. Menganalisis deteksi outlier, jika asumsi distribusi normal tidak terpenuhi.
8. Memilih model terbaik berdasarkan kriteria pemilihan model yaitu pada *in sample* data yang terpilih periode 2006-2013, sedangkan pada *out sample* data yang terpilih periode 2014. Selain itu, pemilihan model juga dilihat dari nilai RMSE. Model yang terbaik adalah dimana nilai RMSE dari model paling terkecil dari model lainnya.
9. Model terbaik digunakan untuk melakukan peramalan (*forecasting*).
10. Menyimpulkan berdasarkan dari hasil peramalan yang didapat.

### 3.4 Diagram Alir

Diagram Alir yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.





**Gambar 3.1.** Diagram Alir Pemodelan ARIMA Box-Jenkins

## **BAB IV**

### **HASIL ANALISIS PEMBAHASAN**

#### **4.1 Analisis Statistika Deskriptif**

Di Bandara Soekarno Hatta selama periode tahun 2006 sampai 2014 mengalami lonjakan jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik. Bandara yang dikelola oleh PT.Angkasa Pura II ini tercatat pada 2013 dikategorikan bandara tersibuk urutan ke-8 sepanjang 2013 berdasarkan *Airport World*. Sedangkan jumlah pergerakan penumpang mencapai 62,1 juta penumpang (Sumber : Bandaraonline.com, 2014). Secara kumulatif jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik perbulan di Bandara Soekarno Hatta dapat disajikan pada Tabel 4.1 sebagai berikut :

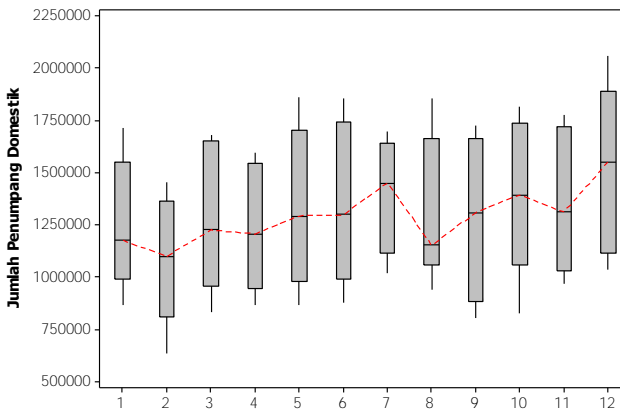
**Tabel 4.1** Statistika Deskriptif Jumlah Keberangkatan Penumpang Pada Penerbangan Domestik tahun 2006 s/d 2014

Bulan	Rata - Rata	S.Dev	Minimal	Maksimal
Januari	1247424,9	302926	866735	1712529
Februari	1080013,6	299590	635230	1451736
Maret	1269744,7	340367	830228	1681186
April	1239685,7	286718	867901	1596941
Mei	1331772,6	363019	864382	1860120
Juni	1367138,2	381405	879827	1854812
Juli	1388824,3	267130	1019569	1698808
Agustus	1310005,1	332993	938124	1856324
September	1279480,8	379244	806762	1726190
Oktober	1375687,8	353238	828707	1816513
November	1368072,4	334269	970318	1774351
Desember	1510074,9	386961	1034103	2058080

Dari Tabel 4.1 dapat dijelaskan bahwa selama periode Januari 2006 sampai Desember 2014 rata-rata jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik yang paling menonjol terjadi pada bulan Desember dengan rata-rata

jumlah penumpang sebesar 1.510.075 penumpang dan rata-rata jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik paling rendah terjadi pada bulan februari dengan rata-rata jumlah penumpang sebanyak 1.080.014 penumpang.

Jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik paling banyak terjadi pada bulan desember tahun 2013 dengan jumlah penumpang sebesar 2.058.080, sedangkan jumlah penumpang paling rendah terjadi pada bulan Februari 2007 dengan jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik sebesar 635.230. Berdasarkan data jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik yang diketahui dari waktu ke waktu (bulan) berfluktuasi dan cenderung mengalami kenaikan. Untuk melihat sebaran data jumlah keberangkatan penumpang pesawat penerbangan domestik setiap bulan dapat disajikan dalam bentuk *boxplot* yaitu sebagai berikut.



**Gambar 4.1** *Boxplot* dari Jumlah Penumpang Pesawat Domestik

Pada Gambar 4.1 memperlihatkan variabilitas jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik di Bandara Soekarno Hatta disetiap bulan. Pada variabilitas jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik tersebut yang memiliki variabilitas paling tinggi yaitu pada bulan

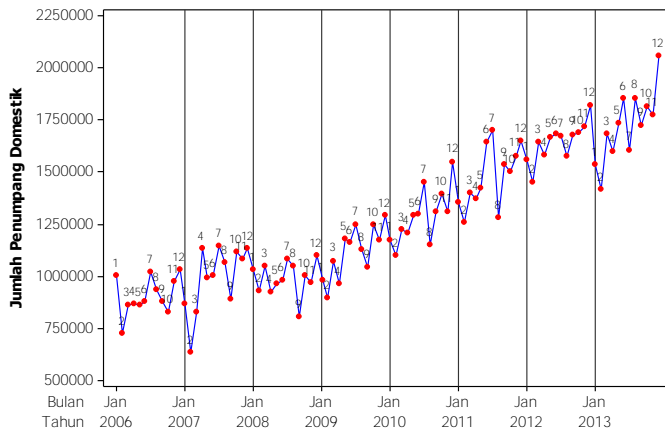
Desember. Sedangkan pada bulan Juli Memiliki variabilitas paling kecil dari pada bulan lainnya. Berdasar gambar 4.1 diketahui bahwa setiap bulan menunjukkan tidak adanya outlier pada jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik di Bandara Soekarno Hatta.

#### 4.2 Pemodelan dan Peramalan Jumlah Keberangkatan Penumpang Pada Penerbangan Domestik Menggunakan ARIMA

Pada pemodelan atau peramalan dengan menggunakan metode *ARIMA Box-Jenkins*, langkah awal sebelum pemodelan adalah dengan membagi data menjadi dua kelompok, yaitu *in sample* sebanyak 96 data yaitu dari periode Januari 2006 sampai Desember 2013 untuk membentuk model peramalan dan sebanyak 12 data yaitu pada periode 2014 yang digunakan untuk validasi model peramalan sebagai *out sample*.

##### 4.2.1 Identifikasi Model ARIMA

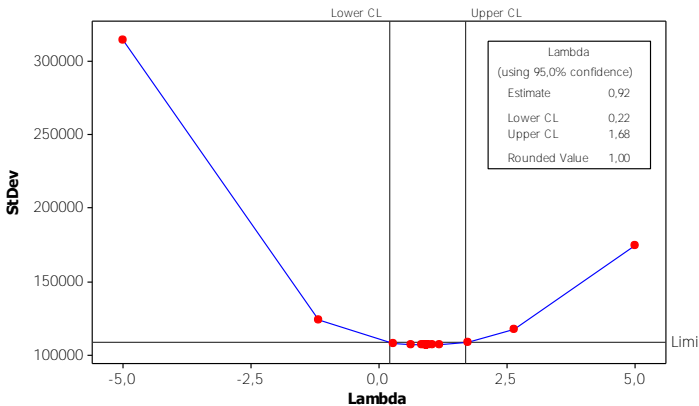
Identifikasi model dilakukan dengan mengamati *time series plot* dari data Jumlah penumpang pada penerbangan domestik. *Time Series plot* dapat disajikan sebagai berikut.



**Gambar 4.2** *Time Series Plot* dari Jumlah Penumpang Pada Penerbangan Domestik

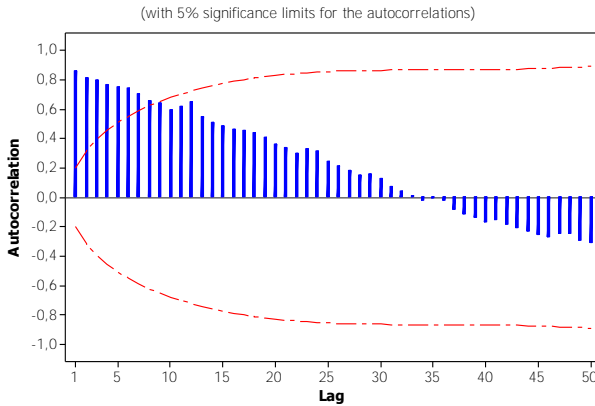


Pada Gambar 4.2 mengindikasikan bahwa data mempunyai pola trend seasonal, dari plot tersebut juga diketahui bahwa plot belum stasioner dalam mean dimana titik-titik plot mengalami kenaikan.



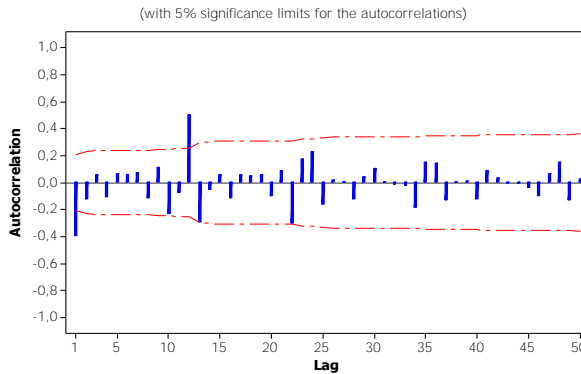
**Gambar 4.3** Plot *Box – Cox* Jumlah Penumpang Pada Penerbangan Domestik

Pada Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa data jumlah penumpang pada penerbangan domestik sudah stasioner terhadap *varians*. Hal ini dikarenakan pada nilai *rounded value* dari  $\lambda$  memperoleh nilai sebesar 1,00. Selain itu, dapat dilihat juga dari nilai *lower CL* dan *upper CL* yang telah melewati angka 1 yaitu dengan batas bawah 0,22 hingga batas atasnya 1,68. Setelah mendapatkan data sudah stasioner terhadap *varians* maka langkah selanjutnya melihat apakah data jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik sudah stasioner dalam *mean*, maka digunakan pendekatan plot ACF data in sample seperti yang disajikan pada Gambar 4.4 berikut.



**Gambar 4.4** Plot ACF In Sample Belum Stasioner

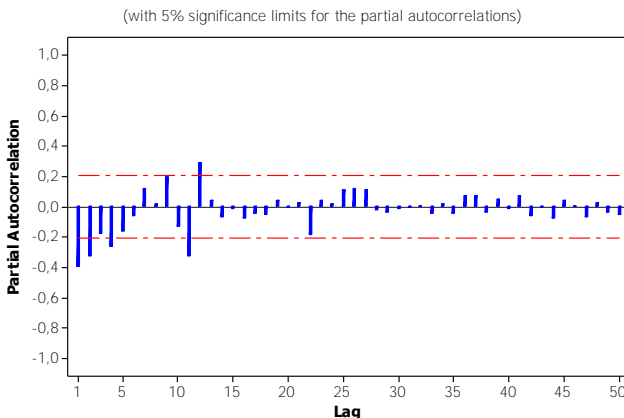
Pada Gambar 4.4 mengindikasikan bahwa data belum stasioner terhadap *mean* dikarenakan pola data pada plot ACF mengalami turun lambat menuju nol. Untuk menstasionerkan data dalam rata-rata dari data jumlah penumpang pada penerbangan domestik harus dilakukan *differencing*. Plot ACF dari hasil proses *differencing* ditunjukkan pada gambar 4.5. Berdasarkan gambar 4.5 diketahui bahwa data sudah stasioner terhadap *mean*.



**Gambar 4.5** Plot ACF Data In Sample Sudah Stasioner

Pada Gambar 4.5 menunjukkan bahwa pola data setelah dilakukan *differencing* satu kali sudah stasioner terhadap mean karena terdapat pola data *cutt off* pada lag (1,12) dan pola tidak berpola turun lambat. Langkah selanjutnya yaitu identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF dari data Jumlah keberangkatan Penumpang pada penerbangan domestik di Bandara Soekarno Hatta.

Pada Gambar 4.5 dan gambar 4.6 pada plot ACF terlihat bahwa lag yang signifikan adalah lag 1,12. Sedangkan pada plot PACF dapat dilihat bahwa lag yang signifikan adalah lag 1,2,4,9,11,12. Dengan melihat pola kedua plot tersebut maka model sementara yang akan terbentuk adalah ARIMA (0,1,1) (1,0,0)<sup>12</sup>, dan ARIMA (2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup>



**Gambar 4.6** Plot PACF Data In Sample

#### 4.2.2 Estimasi Parameter Model ARIMA

Untuk mendapatkan gambaran hubungan antar observasi pada pemodelan ARIMA perlu dilakukan estimasi parameter model dengan menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*. Pemodelan untuk jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik dilakukan berdasarkan plot ACF dan PACF setelah data dilakukan *differencing*, sehingga hasil estimasi parameter model dapat disajikan pada tabel 4.2 sebagai berikut.

**Tabel 4.2** Estimasi Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	Estimate	P-Value	Keterangan
ARIMA (0,1,1) (1,0,0) <sup>12</sup>	SAR	0,65147	<.0001	Signifikan
	MA	0,65491	<.0001	Signifikan
ARIMA (2,1,0) (1,0,0) <sup>12</sup>	AR1	-0,58937	<.0001	Signifikan
	AR2	-0,26787	0.0104	Signifikan
	SAR	0,66714	<.0001	Signifikan

Berdasarkan Tabel 4.2 diketahui bahwa parameter model ARIMA (0,1,1) (1,0,0)<sup>12</sup>, ARIMA (2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup> dari Jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik setelah dilakukan estimasi sudah menunjukkan signifikan, hal ini dikarenakan nilai *p-value* kurang dari 5% sehingga dapat dilakukan analisis asumsi residual *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box*.

**Tabel 4.3** Uji *Ljung Box* Model ARIMA

Model	Lag	P-Value	Keterangan
ARIMA (0,1,1) (1,0,0) <sup>12</sup>	6	0,9361	White Noise
	12	0,9815	White Noise
	18	0,8960	White Noise
	24	0,7678	White Noise
ARIMA (2,1,0) (1,0,0) <sup>12</sup>	6	0,1507	White Noise
	12	0,6995	White Noise
	28	0,6932	White Noise
	24	0,5475	White Noise

Dari Tabel 4.3 menjelaskan bahwa hasil pengujian *Ljung-Box* (*White Noise Residual*) model ARIMA (0,1,1) (1,0,0)<sup>12</sup> sudah memenuhi asumsi *White Noise* karena nilai *p-value* lebih besar dari  $\alpha$  (0,05), sedangkan model ARIMA (2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup> juga sudah memenuhi asumsi *White Noise* karena nilai *p-value* pada lebih besar dari  $\alpha$  (0,05).

Setelah dilakukan pengujian parameter signifikan dan asumsi *white noise*, pengujian selanjutnya yang dilakukan adalah pengujian terhadap kenormalan residual dengan

menggunakan uji *kolmogorov smirnov*. Berikut hasil dari kenormalan dapat disajikan pada Tabel 4.4.

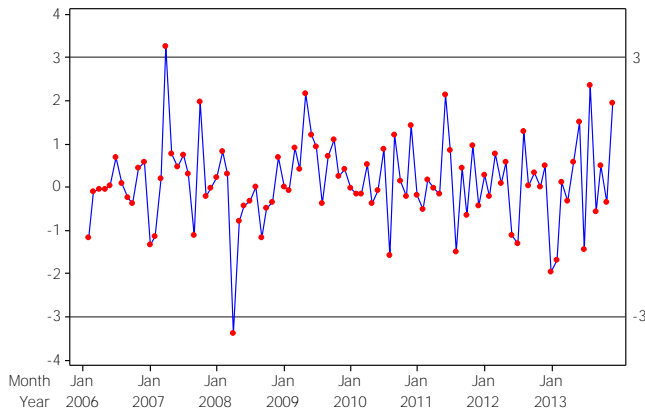
**Tabel 4.4** Uji Kenormalan Residual Model ARIMA

Model	Kolmogorov Smirnov	P-Value
ARIMA (0,1,1) (1,0,0) <sup>12</sup>	0,108211	<0.0100
ARIMA (2,1,0) (1,0,0) <sup>12</sup>	0,110237	<0.0100

Pada Tabel 4.4 terlihat bahwa residual untuk model ARIMA (0,1,1) (1,0,0)<sup>12</sup> belum menunjukkan residual berdistribusi Normal karena nilai  $P\text{-value} < \alpha$  (5%) yaitu  $0.01 < 0.05$ , sedangkan uji kolmogorov smirnov diperoleh nilai sebesar 0,108, selain itu, pada model ARIMA (2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup> juga belum menunjukkan residual berdistribusi normal dikarenakan nilai  $P\text{-value} < \alpha$  (5%) yaitu  $0.01 < 0.05$  sedangkan uji kolmogorov smirnov memperoleh nilai sebesar 0,110. Maka dari itu model ARIMA yang belum Berdistribusi Normal harus dilakukan deteksi outlier.

#### 4.2.3 Model ARIMA (0,1,1) (1,0,0)<sup>12</sup> dengan Outlier (Additive Outlier 16)

Untuk mendapatkan observasi outlier maka dilakukan deteksi outlier berdasar residual dari model ARIMA (0,1,1) (1,0,0)<sup>12</sup>. Berdasarkan nilai residual tersebut dicari nilai RMSE. Sehingga diperoleh residual dan RMSE. Nilai residual dan RMSE yang diperoleh dicari nilai standardize residual dengan cara membagi nilai residual dan RMSE. Setelah itu menentukan batas dari standardize residual dengan batas standardize -3 s/d 3. Berikut gambar 4.7 nilai standardize residual dengan batas atas dan bawah.



**Gambar 4.7** *Standardized Residual AO16 ARIMA*  
 $(0,1,1)(1,0,0)^{12}$

Berdasarkan Gambar 4.7 dapat dilihat pengamatan ke-16 dan 28 melewati batas atas sehingga pengamatan 16 dan 28 diduga sebagai outlier. Pengamatan 16 dan 28 juga dianggap sebagai pengamatan outlier AO, sehingga komponen outlier dimasukkan model ARIMA. Pada pengamatan AO16 terjadi outlier pada tahun 2007, hal ini dikarenakan adanya pembukaan peresmian pembangunan Terminal III oleh Presiden Susilo Bambang Yudoyono, dikarenakan pada terminal I dan II di Bandara Soekarno Hatta kelebihan kapasitas mencapai 34 juta pertahun, padahal kedua terminal tersebut dirancang untuk menampung 18 juta penumpang pertahun. Pembangunan yang diresmikan oleh Presiden merupakan pembangunan tahap pertama dari lima tahap yang direncanakan, pembangunan pertama mulai beroperasi 15 April 2007 untuk melayani maskapai penerbangan Mandala dan Indonesia Air Asia dengan target kapasitas penumpang 4 juta pertahun. (sumber : kompas.com,2014)

**Tabel 4.5** Estimasi Paramater dengan Outlier (AO16)

Model	Parameter	Estimate	P-Value	Keterangan
ARIMA (0,1,1) (1,0,0) <sup>12</sup>	SAR	0,74507	0,0001	Signifikan
	MA	0,70325	0,0001	Signifikan
	Outlier AO	260081	0,0001	Signifikan

Pada estimasi parameter di Tabel 4.5 juga diperoleh bahwa semua parameter telah signifikan karena *p-value* lebih kecil dari  $\alpha$  sebesar 0,05. Sehingga model sudah dapat digunakan dengan persamaan berikut yang mengandung efek tipe AO16 ( Additive Outlier 16).

$$Z_t = \frac{(1 - 0,70325)}{(1 - B - 0,74507B^{12} + 0,74507B^{13})} at + 260081It^{16}$$

Model tersebut kemudian dilakukan pengujian residual dengan melihat asumsi *White Noise* dan asumsi distribusi normal. Pada pengujian *White Noise* didapatkan sebagai berikut.

**Tabel 4.6** *White Noise* ARIMA pada Outlier (AO16)

Model	Lag	P-Value	Keterangan
ARIMA (0,1,1) (1,0,0) <sup>12</sup> Dengan Outlier	6	0.8507	White Noise
	12	0.9885	White Noise
	18	0.9527	White Noise
	24	0.8245	White Noise

Berdasarkan Tabel 4.6 didapatkan semua lag yang telah memenuhi asumsi *white noise* karena *p-value* lebih besar dari 0,05 sedangkan pada pengujian asumsi distribusi normal melalui uji *Kolmogorov-smirnov* diperoleh *p-value* lebih dari 0,05 yaitu >0,150 seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.7 sebagai berikut.

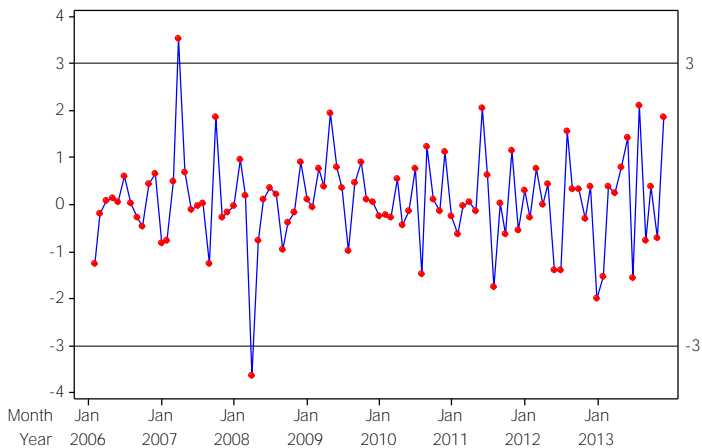
**Tabel 4.7** Uji Kenormalan *Residual* pada Outlier (AO16)

Model	P-Value	Keterangan
ARIMA (0,1,1) (1,0,0) <sup>12</sup>	>0,1500	Berdistribusi Normal

Apabila asumsi distribusi normal terpenuhi maka diduga tidak ada outlier.

#### 4.2.4 Model ARIMA (2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup> dengan Outlier (Additie Outlier 16)

Pada Model ARIMA (2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup> dilakukan plot dari standardize residual dengan batas -3 s/d 3. Sama halnya dengan model ARIMA (0,1,1) (1,0,0)<sup>12</sup> dengan model ARIMA(2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup> dilakukan plot standardize residual karena untuk mengetahui observasi outlier. Berikut nilai standardize residual dengan batas atas dan batas bawah yang dapat disajikan pada gambar 4.8.



**Gambar 4.8** *Standardized Residual* AO16 ARIMA (2,1,0)(1,0,0)<sup>12</sup>

Berdasarkan Gambar 4.8 dapat dilihat pengamatan ke-16 dan 28 melewati batas atas sehingga pengamatan 16 dan 28 diduga sebagai outlier. Pengamatan 16 dan 28 juga dianggap sebagai pengamatan outlier bertipe AO, sehingga komponen outlier dimasukan model ARIMA. Pada pengamatan AO16 terjadi outlier pada bulan april tahun 2007, hal ini dikarenakan adanya pembukaan peresmian pembangunan Terminal III oleh Presiden Susilo Bambang Yudoyono, dikarenakan pada terminal I dan II di Bandara Soekarno Hatta kelebihan kapasitas mencapai 34 juta pertahun, padahal kedua terminal tersebut dirancang untuk menampung 18 juta penumpang pertahun.



Pembangunan yang diresmikan oleh Presiden merupakan pembangunan tahap pertama dari lima tahap yang direncanakan, pembangunan pertama mulai beroperasi 15 April 2007 untuk melayani maskapai penerbangan Mandala dan Indonesia Air Asia dengan target kapasitas penumpang 4 juta pertahun. (sumber : kompas.com,2014)

**Tabel 4.8** Estimasi Paramater dengan Outlier (AO16)

Model	Parameter	Estimate	P-Value	Keterangan
ARIMA (2,1,0) (1,0,0) <sup>12</sup>	AR 1	-0,67232	0,0001	Signifikan
	AR 2	-0,30462	0,0037	Signifikan
	SAR	0,75572	0,0001	Signifikan
	AO16	300902	0,0001	Signifikan

Pada estimasi parameter di Tabel 4.8 juga diperoleh bahwa semua parameter telah signifikan karena *p-value* lebih kecil dari  $\alpha$  sebesar 0,05. Sehingga model sudah dapat digunakan dengan persamaan berikut yang mengandung efek tipe AO16 ( Additive Outlier 16).

$$Z_t = \frac{1}{(1-B-0,75572B^{12}+0,75572B^{13})(1+0,67232B+0,30462B^2)} at + 300902It^{16}$$

Model tersebut kemudian dilakukan pengujian residual dengan melihat asumsi *White Noise* dan asumsi distribusi normal. Pada pengujian *White Noise* didapatkan sebagai berikut.

**Tabel 4.9** *White Noise* ARIMA pada Outlier (AO16)

Model	Lag	P-Value	Keterangan
ARIMA (2,1,0) (1,0,0) <sup>12</sup> Dengan Outlier	6	0.2249	White Noise
	12	0.7763	White Noise
	18	0.6482	White Noise
	24	0.4890	White Noise

Berdasarkan Tabel 4.9 didapatkan semua lag yang telah memenuhi asumsi *white noise* karena *p-value* lebih besar dari 0,05 sedangkan pada pengujian asumsi distribusi normal

melalui uji *Kolmogorov-smirnov* diperoleh *p-value* lebih dari 0,05 yaitu >0,150 seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.10 sebagai berikut.

**Tabel 4.10** Uji Kenormal *Residual* pada Outlier (AO16)

Model	P-Value	Keterangan
ARIMA (2,1,0) (1,0,0) <sup>12</sup>	>0,1500	Berdistribusi Normal

Apabila asumsi distribusi normal terpenuhi maka diduga tidak ada outlier.

#### 4.2.5 Perbandingan Model ARIMA

Untuk membandingkan model terbaik antara model ARIMA dapat melihat dari RMSE, MAE, MAPE dari data outsample. Berikut merupakan RMSE, MAE, dan MAPE dari model ARIMA (0,1,1)(1,0,0)<sup>12</sup>, dan model ARIMA (2,1,0)(1,0,0)<sup>12</sup>:

**Tabel 4.11** Pemilihan Model Terbaik antar model ARIMA

Model	RMSE	MAPE	MAE
ARIMA (0,1,1)(1,0,0) <sup>12</sup>	185814,9721	10,2133	164215
ARIMA (2,1,0)(1,0,0) <sup>12</sup>	218339,6435	12,2874	199292

Pada Tabel 4.11, dapat diketahui bahwa metode paling baik untuk meramalkan jumlah keberangkatan penumpang pesawat pada penerbangan domestik adalah metode ARIMA dengan model ARIMA (0,1,1)(1,0,0)<sup>12</sup>, karena nilai RMSE, MAPE, MAE yang dihasilkan lebih kecil sehingga model tersebut menghasilkan nilai kriteria kebaikan model yang terbaik.

#### 4.2.6 Hasil Peramalan Jumlah Keberangkatan Penumpang dengan Model Yang sesuai

Pada ramalan atau *forecast* dari data Jumlah keberangkatan Penumpang pada Penerbangan Domestik di Bandara Soekarno Hatta didapatkan hasil ramalan berikut.

**Tabel 4.12** Peramalan Data Jumlah Keberangkatan Penumpang dari Penerbangan Domestik

Bulan	Forecast	Bulan	Forecast
Januari	1713795,5	Juli	1767378,5
Februari	1626967,7	Agustus	1953394,1
Maret	1822904,6	September	1856435,5
April	1760136,4	Oktober	1923732,2
Mei	1863222,4	November	1892318,7
Juni	1952267,5	Desember	2103715,7

Pada tabel 4.12 dapat diselidiki bahwa jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik di Bandara Soekarno Hatta untuk 12 bulan yaitu bulan Januari sampai dengan Desember tahun 2015 jumlah penumpang paling banyak adalah bulan Desember 2015 sebesar 2103715,7 penumpang.

## BAB V PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai pemodelan ARIMA dan deteksi outlier pada jumlah keberangkatan penumpang penerbangan domestik, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Persamaan Model Arima (0,1,1) (1,0,0)<sup>12</sup> dengan efek outlier tipe AO 16 adalah sebagai berikut.

$$Z_t = \frac{(1-0,70325)}{(1-B-0,74507B^{12}+0,74507B^{13})} at + 260081It^{16}$$

2. Persamaan Model Arima (2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup> dengan efek outlier tipe AO16 adalah sebagai berikut.

$$Z_t = \frac{1}{(1-B-0,75572B^{12}+0,75572B^{13})(1+0,67232B+0,30462B^2)} at + 300902It^{16}$$

3. Hasil ramalan dengan metode ARIMA menghasilkan nilai RMSE, MAPE, MAE sebagai berikut.

**Tabel 5.1** Pemilihan Model Terbaik antar model ARIMA

Model	RMSE	MAPE	MAE
<b>ARIMA (0,1,1)(1,0,0)<sup>12</sup></b>	185814,9721	10,2133	164215

Pada Tabel 5.1, dapat diketahui bahwa metode paling baik untuk meramalkan jumlah keberangkatan penumpang pesawat pada penerbangan domestik adalah metode ARIMA dengan model ARIMA (0,1,1)(1,0,0)<sup>12</sup>, karena nilai RMSE, MAPE dan MAE yang dihasilkan lebih kecil sehingga model tersebut menghasilkan nilai kriteria kebaikan model yang terbaik.

### 5.2 Saran

Saran yang dapat disampaikan kepada pihak yang berwenang di Bandara Internasional Soekarno Hatta adalah melakukan antisipasi dan kesiapan dalam mengatasi peningkatan jumlah keberangkatan penumpang pesawat pada

bulan Desember 2015 terutama pada libur panjang maupun libur Natal dan Tahun baru sedangkan saran untuk penelitian berikutnya adalah untuk meningkatkan jumlah data yang digunakan agar hasil pemodelan lebih representatif dan rasional terhadap peristiwa yang ada.

## LAMPIRAN

### LAMPIRAN A. Data Jumlah Keberangkatan Penumpang Pada Penerbangan Domestik di Bandara Soekarno Hatta

Bulan	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Jan</b>	1005 200	8667 35	1034 289	9809 35	1176 478	1354 230	1561 684	1534 744	1712 529
<b>Feb</b>	7237 17	6352 30	9289 84	8959 41	1100 169	1259 187	1451 736	1418 207	1306 951
<b>Mar</b>	8635 92	8302 28	1046 821	1074 410	1225 671	1402 161	1645 065	1681 186	1658 568
<b>Apr</b>	8679 01	1134 174	9243 50	9665 68	1206 909	1373 346	1582 880	1596 941	1504 102
<b>Mei</b>	8643 82	9948 05	9669 71	1178 594	1292 549	1424 388	1668 845	1735 299	1860 120
<b>Jun</b>	8798 27	1001 621	9812 07	1164 179	1298 975	1645 041	1685 196	1854 812	1793 386
<b>Juli</b>	1019 569	1143 997	1083 393	1249 817	1450 214	1698 808	1671 053	1606 661	1575 907
<b>Ags</b>	9381 24	1065 390	1046 971	1127 694	1152 985	1279 539	1573 873	1856 324	1749 146
<b>Sep</b>	8770 88	8929 20	8067 62	1042 837	1309 501	1535 120	1680 588	1726 190	1644 321
<b>Okt</b>	8287 07	1118 994	1002 079	1244 928	1393 142	1503 666	1686 800	1816 513	1786 361
<b>Nov</b>	9775 87	1080 602	9703 18	1174 931	1312 017	1578 533	1720 032	1774 351	1724 281
<b>Des</b>	1034 103	1133 595	1098 045	1293 066	1550 547	1651 090	1822 128	2058 080	1950 020

## **Lampiran B. Syntax ARIMA SAS Data Jumlah Keberangkatan Penumpang Pada Penerbangan Domestik di Bandara Soekarno Hatta**

### **1. Model ARIMA (0,1,1)(1,0,0)<sup>12</sup>**

```
data tejjos;
input soetta;
cards;
1005200
723717
863592
867901
864382
879827
1019569
938124
877088
828707
977587
1034103
866735
.
.
.
;

proc arima data=tejjos;
identify var=soetta(1);
estimate
p=(12) q=(1)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
outlier maxnum=10; alpha=0.05;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
run;
```

**2. Model ARIMA (2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup>**

```
data tejjos;
input soetta;
cards;
1005200
723717
863592
867901
864382
879827
1019569
938124
877088
828707
977587
1034103
866735
.
.
.
;

proc arima data=tejjos;
identify var=soetta(1);
estimate
p=(1,2)(12)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
outlier maxnum=10; alpha=0.05;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
run;
```



## Lampiran C. Output ARIMA SAS Data Jumlah Keberangkatan Penumpang Pada Penerbangan Domestik di Bandara Soekarno Hatta

### 1. Model ARIMA (0,1,1)(1,0,0)<sup>12</sup>

Conditional Least Squares Estimation									
	Parameter		Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t		Lag	
	MA1,1		0.65147	0.08076	8.07	<.0001		1	
	AR1,1		0.65491	0.09470	6.92	<.0001		12	
Autocorrelation Check of Residuals									
To Square	Chi-DF	ChiSq	Pr >	-----Autocorrelations-----					
6	0.82	4	0.9361	-0.017	-0.005	-0.008	0.005	0.031	0.060
12	3.00	10	0.9815	0.039	-0.058	-0.020	-0.077	-0.073	-0.059
18	9.40	16	0.8960	-0.220	-0.074	0.004	-0.017	-0.047	-0.021
24	16.92	22	0.7678	0.071	-0.046	0.038	-0.113	0.189	0.046
Tests for Normality									
Test		--Statistic--		-----p Value-----					
Shapiro-Wilk		W	0.972476	Pr < W	0.0426				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.108211	Pr > D	<0.0100				
Cramer-von Mises		W-Sq	0.155907	Pr > W-Sq	0.0206				
Anderson-Darling		A-Sq	0.897555	Pr > A-Sq	0.0220				
Outlier Details									
Outlier Details									
Obs	Type		Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq				
16	Shift		267443.7	35.50	<.0001				
41	Shift		131851.2	8.82	0.0030				
85	Shift		-153594.1	7.82	0.0052				
66	Additive		153038.2	7.75	0.0054				
67	Additive		165936.0	10.64	0.0011				
92	Additive		182683.1	10.55	0.0012				
96	Additive		215393.0	12.89	0.0003				
90	Additive		158615.1	9.27	0.0023				

## 2. Model ARIMA (2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup>

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Pr >  t	Lag			
AR1,1	-0.58937		0.10387	-5.67	<.0001	1			
AR1,2	-0.26787		0.10240	-2.62	0.0104	2			
AR2,1	0.66714		0.09535	7.00	<.0001	12			
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.31	3	0.1507	-0.054	-0.109	-0.180	0.045	0.037	0.051
12	6.40	9	0.6995	0.042	-0.052	0.038	-0.025	-0.030	-0.052
18	11.81	15	0.6932	-0.203	-0.043	0.052	-0.022	-0.033	-0.025
24	19.59	21	0.5475	0.096	-0.063	0.013	-0.150	0.159	0.027
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.97103	Pr < W	0.0333					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.110237	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.192542	Pr > W-Sq	0.0066					
Anderson-Darling	A-Sq	0.995787	Pr > A-Sq	0.0129					
Outlier Details									
Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq					
16	Shift	304343.3	31.98	<.0001					
85	Shift	-200067.8	9.55	0.0020					
66	Additive	159373.8	8.30	0.0040					
67	Additive	172723.7	9.98	0.0016					
92	Additive	176481.9	9.21	0.0024					
96	Additive	200785.8	10.46	0.0012					
10	Additive	-160749.0	10.42	0.0012					
13	Shift	-150319.1	10.11	0.0015					
41	Shift	124310.0	9.99	0.0016					
90	Additive	149752.4	9.50	0.0021					

## **Lampiran D. Syntax Deteksi Outlier SAS Data Jumlah Keberangkatan Penumpang Pada Penerbangan Domestik di Bandara Soekarno Hatta**

### **1. Model ARIMA (0,1,1)(1,0,0)<sup>12</sup>**

```

data tejjos;
input soetta;
cards;
1005200
723717
863592
867901
864382
879827
1019569
938124
877088
828707
977587
1034103
866735
.
.
.
;
data tejjos;
set tejjos;
if _n_=16 then AO16=1.0;
else AO16=0.0;
proc arima data=tejjos;
identify var=soetta(1) crosscorr=(AO16);
estimate
p=(12) q=(1) input=(AO16)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=12;
outlier maxnum=10 alpha=0.05;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

## 2. Model ARIMA (2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup>

```

data tejjos;
input soetta;
cards;
1005200
723717
863592
867901
864382
879827
1019569
938124
877088
828707
977587
1034103
866735
.
.
.
;
data tejjos;
set tejjos;
if _n_=16 then AO16=1.0;
else AO16=0.0;
proc arima data=tejjos;
identify var=soetta(1) crosscorr=(AO16);
estimate
p=(1,2)(12) input=(AO16)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=12;
outlier maxnum=10 alpha=0.05;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

Lampiran E. Output Deteksi Outlier SAS Data Jumlah Keberangkatan Penumpang Pada Penerbangan Domestik di Bandara Soekarno Hatta

1. Model ARIMA (0,1,1)(1,0,0)<sup>12</sup>

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift		
MA1,1	0.70325	0.07674	9.16	<.0001	1	soetta	0		
AR1,1	0.74507	0.08922	8.35	<.0001	12	soetta	0		
NUM1	260081.0	52650.9	4.94	<.0001	0	AO16	0		
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.36	4	0.8507	-0.063	0.024	0.028	0.072	-0.030	0.046
12	2.65	10	0.9885	0.081	-0.027	0.015	-0.055	-0.015	0.036
18	7.87	16	0.9527	-0.144	0.074	0.098	0.087	0.048	0.003
24	15.83	22	0.8245	0.084	-0.085	0.048	-0.153	0.140	-0.059
Tests for Normality									
Test		--Statistic--		----p Value-----					
Shapiro-Wilk		W	0.98762	Pr < W	0.5184				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.075092	Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises		W-Sq	0.063202	Pr > W-Sq	>0.2500				
Anderson-Darling		A-Sq	0.382476	Pr > A-Sq	>0.2500				
Forecasts for variable soetta									
Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits						
97	1713795.5	91510.15	1534438.9	1893152.1					
98	1626967.7	95454.46	1439880.4	1814055.0					
99	1822904.6	99242.13	1628393.6	2017415.6					
100	1760136.4	102890	1558474.8	1961798.0					
101	1863222.4	106414	1654655.2	2071789.5					
102	1952267.5	109824	1737016.2	2167518.8					
103	1767378.5	113132	1545644.4	1989112.6					
104	1953394.1	116345	1725361.4	2181426.7					
105	1856435.5	119472	1622273.8	2090597.3					
106	1923732.2	122520	1683597.6	2163866.8					
107	1892318.7	125493	1646356.4	2138281.0					
108	2103715.7	128398	1852060.5	2355370.9					

## 2. Model ARIMA (2,1,0) (1,0,0)<sup>12</sup>

### Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Standard Estimate	Approx Error	t Value	Pr >  t	Lag	Variable	Shift
AR1,1	-0.67232	0.10450	-6.43	<.0001	1	soetta	0
AR1,2	-0.30462	0.10237	-2.98	0.0037	2	soetta	0
AR2,1	0.75572	0.09004	8.39	<.0001	12	soetta	0
NUM1	300902.8	60637.6	4.96	<.0001	0	AO16	0

### Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.36	3	0.2249	-0.062	-0.102	-0.148	0.056	-0.060	0.027
12	5.63	9	0.7763	0.097	-0.011	-0.010	-0.047	-0.009	0.005
18	12.40	15	0.6482	-0.174	0.055	0.117	0.101	0.044	-0.019
24	20.51	21	0.4890	0.079	-0.119	0.022	-0.158	0.130	-0.042

### Tests for Normality

Test	--Statistic--	----p Value-----
Shapiro-Wilk	W	0.986371 Pr < W 0.4339
Kolmogorov-Smirnov	D	0.071082 Pr > D >0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.077113 Pr > W-Sq 0.2293
Anderson-Darling	A-Sq	0.418792 Pr > A-Sq >0.2500

### Forecasts for variable soetta

Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits	
97	1722508.8	94103.59	1538069.1	1906948.4
98	1651106.6	99027.03	1457017.2	1845196.0
99	1874704.0	108651	1661752.8	2087655.3
100	1789248.3	121622	1550872.9	2027623.6
101	1900886.0	129249	1647563.3	2154208.7
102	1993084.3	137890	1722824.1	2263344.5
103	1802131.2	146163	1515656.5	2088605.9
104	1992533.9	153496	1691687.1	2293380.7
105	1894069.5	160773	1578960.5	2209178.5
106	1961882.8	167692	1633212.4	2290553.3
107	1930356.0	174285	1588762.8	2271949.3
108	2144686.6	180684	1790553.3	2498820.0

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR PUSTAKA

- Bandaraonline.com,2014.<http://bandaraonline.com/airport/bandara-soekarno-hatta-tersibuk-kedelapan-di-dunia>.  
Diakses hari Kamis 21 Mei 2015
- Bps.go.id,2015.<http://www.bps.go.id/linkTabelStatistik/view/id/1409>. Diakses hari Sabtu 25 April 2015
- Chen, C. and Liu, L. (1993). Joint Estimation of Model Parameters and Outlier Effects in Time Series. *Journal of The American Statistical Association*, 88 (421), 284-297.
- Cryer, D.J and Chan, K, *Time Series Analysis With Applications in R*. PWS-KENT Publishing Company, Boston.
- Fox, A. J. (1972). Outliers in Time Series. *Journal of the Royal Statistical Society*, 3, 350-363
- Gaspersz, P. (2009). *Deteksi Outlier Pada Pemodelan Indeks Harga Konsumen Kota Ambon*. Thesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Jakarta.go.id,2014.<http://www.jakarta.go.id/web/encyclopedia/detail/2932>. Di akses pada hari Kamis 21 Mei 2015.
- Putri, I. K. (2015). *Deteksi Outlier Pada Model Musiman ARIMA Ganda Untuk Permalan Beban Listrik Jangka Pendek Di Jawa Timur*. ITS
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., and McGee, V.E., 1999. Jilid 1 Edisi Kedua, Terjemahan Ir. Hari Suminto. *Metode dan Aplikasi Peramalan*, Jakarta : Bina Rupa Aksara.
- Rahmi, I., (2012). *Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Masuk Melalui Pintu Kedatangan Bandara Soekarno Hatta dan Bandara Juanda*. ITS
- Setyo, T, (2014). *Peramalan Jumlah Pengunjung Kebun Binatang Surabaya*. ITS
- Wei, W.W.S, 2006, *Time Series Analysis*, Addison Wesley, CA, Redwood City.



*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **BIODATA PENULIS**



Penulis dilahirkan pada tanggal 6 Juli 1992 di Jombang, Jawa Timur, dengan nama lengkap Arif Budhiman dengan nama panggilan Tejjos. Terlahir sebagai anak ketiga dari 3 bersaudara pasangan Anang Sumarhyanto dan Harini. Sebelum memasuki jenjang dunia perkuliahan, penulis juga telah menempuh pendidikan formal sebelum kuliah. Pendidikan formal yang telah ditempuh oleh penulis sebelum memasuki jenjang dunia perkuliahan yaitu di SDN

Jombatan 3 Jombang, dilanjutkan di SMP Negeri 2 Jombang kemudian SMA PGRI 1 Jombang. Pada tahun 2011, penulis mengikuti Seleksi penerimaan mahasiswa baru Diploma dan dinyatakan sebagai mahasiswa jurusan Statistika FMIPA Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya dengan NRP 1311030087. Selama perkuliahan, penulis berpartisipasi aktif dalam beberapa organisasi, yaitu menjabat sebagai staff anggota di Lembaga Dakwah Jurusan Forum Studi Islam Statistika kemudian juga menjadi staff anggota Cinta Rebana di ITS. Segala saran dan kritik sangat diharapkan untuk kebaikan kedepannya. Apabila pembaca ingin berdiskusi mengenai tugas akhir ini dan/atau materi lain yang berhubungan, penulis dapat dihubungi melalui email: [Ariftejjos@gmail.com](mailto:Ariftejjos@gmail.com).